

# FÍSICA, ESTADÍSTICA, REDES NEURONALES Y FREUD

ROSELI SUZI WEDEMANN  
ÁNGEL RICARDO PLASTINO

Es ampliamente aceptado el hecho de que todos los fenómenos o estados mentales tienen un correlato en procesos físico-químicos en el cerebro que, en última instancia, están gobernados por las leyes de la física.<sup>1,2</sup> La evidencia experimental en este sentido es creciente y abrumadora. El conocimiento a nivel experimental de la contraparte física de los procesos mentales se incrementa constantemente y se realizan descubrimientos a una velocidad vertiginosa. Como ejemplo podemos mencionar el notable efecto de la “neurona de Jennifer Aniston”. En un experimento realizado por investigadores del Instituto de Tecnología de California, se les mostró a pacientes epilépticos un gran número de fotografías y se descubrió que en los cerebros de estos pacientes había algunas neuronas individuales que se activaban al ver imágenes de determinados personajes.<sup>3,4</sup> En un paciente, por ejemplo, había una neurona que reaccionaba exclusivamente ante imágenes de Bill Clinton. Otro paciente tenía una neurona que reaccionaba solo ante imágenes de Jennifer Aniston (esto no implica que, en general, haya una correspondencia uno-a-uno entre la respuesta de neuronas individuales y percepciones particulares). El experimento de “la neurona de Jennifer Aniston” pone de relieve la sofisticación que ha alcanzado la neurociencia experimental en la actualidad, puesto que permite en algunos casos monitorear la actividad de neuronas individuales en el cerebro.

## SIGLO XXI: EL SIGLO DEL CEREBRO Y DE LA MENTE

El cerebro humano constituye el sistema físico más complejo que se conoce. Un rasgo notable del cerebro es su altísimo grado de conectividad: cada neurona del cerebro está, en promedio, conectada con otras 1000 neuronas. El grado de conectividad del cerebro es mucho mayor que el de las máquinas sofisticadas de construcción humana, como las computadoras. Comprender el funcionamiento del cerebro y la mente humanos constituye sin duda uno de los grandes desafíos de la ciencia contemporánea. El célebre investigador en neurociencia Eric Kandel, que recibió el Premio Nobel de Medicina y Fisiología en el 2000 por sus trabajos sobre la base fisiológica de la memoria,<sup>5</sup> afirmó:

A medida que los biólogos le van dedicando una mayor atención al estudio del cerebro y la mente, se van convenciendo de que la mente será para la biología del siglo XXI lo que el gen fue para la biología del siglo XX. Como escribió François Jacob (1998), ‘el siglo que acaba se ha ocupado de los ácidos nucleicos y de las proteínas. El próximo siglo se concentrará en la memoria y en el deseo. ¿Será posible dar respuesta a las preguntas planteadas por estos fenómenos?’.<sup>6</sup>

Dentro de la cita de Kandel hay una cita de otro gran biólogo, François Jacob, quien obtuvo el Premio Nobel en 1965 (junto con Jacques Monod) por sus trabajos sobre los mecanismos genéticos de regulación de la síntesis de proteínas.<sup>7</sup> Es curioso que, en concordancia con el contenido de esta cita, uno de los padres de la biología molecular, Francis Crick (descubridor, junto con James D. Watson, de la estructura molecular del ADN), dedicara la última parte de su carrera científica a la neurobiología, investigando el origen biológico de la conciencia.<sup>8</sup> Estas anécdotas sobre Kandel, Jacob y Crick no le restan, evidentemente, importancia a

las otras ramas de la biología. En particular, la biología molecular, la genética y la teoría de la evolución son —y serán siempre— la base y el fundamento de toda investigación en biología (incluida la neurociencia). La cita de Kandel de algún modo refleja, sin embargo, el *Zeitgeist* de nuestro tiempo, con la prominencia que están adquiriendo los estudios en neurociencia.

El enorme flujo de datos generado por la neurociencia experimental crea la necesidad de nuevas técnicas, ideas y modelos teóricos para dar coherencia a esa masa de información. Dado que (como está ocurriendo en otras ramas de la biología) los datos experimentales en neurociencia son en gran medida de carácter cuantitativo, las nuevas herramientas teóricas para su estudio tienen que ser de naturaleza matemática, vinculadas a áreas como la ciencia de la computación, la física estadística y la teoría de los sistemas dinámicos. La ciencia actual todavía está lejos de haber desarrollado un modelo teórico realista para describir y entender la actividad cerebral humana en su globalidad. No obstante, el estudio teórico mediante modelos matemáticos de los procesos mentales es un área muy activa de investigación. Existen buenos modelos para describir circuitos neuronales y fenómenos mentales particulares. Estos modelos aún distan de reflejar en forma cabal la complejidad del cerebro y la actividad mental humanas. Su objetivo, mucho más modesto, es capturar algunas facetas parciales de los fenómenos mentales. En este artículo comentaremos una línea de investigación reciente, referida al modelado matemático de la interacción entre las actividades mentales consciente e inconsciente.

EL CEREBRO Y LAS REDES NEURONALES

En los trabajos que comentaremos en el presente artículo (en especial, en el siguiente apartado) el cerebro se representa mediante una red neuronal.<sup>9</sup> Según esta concepción, el cerebro humano es un sistema cognitivo compuesto de neuronas interconectadas por medio de una red de sinapsis que cooperan para procesar información en una forma distribuida. Los estados mentales son entonces el resultado de la actividad global de las neuronas cerebrales. A partir de esta representación del cerebro como un sistema que procesa información de un modo paralelo y distribuido, se considera que la memoria humana está codificada en la arquitectura de la red neuronal cerebral. Esto implica que adquirimos nuevos recuerdos por medio de una reconfiguración de la estructura de nuestra red neuronal, es decir, por una reestructuración del conjunto de las conexiones sinápticas entre las neuronas que constituyen la red. Este proceso de reconfiguración constituye la base del proceso de aprendizaje. En los modelos matemáticos de redes neuronales que consideraremos aquí, cada neurona admite dos estados posibles que pueden representarse mediante los números +1 y -1, respectivamente. Es decir, el estado de una neurona dada, llamémosla “i”, está descrito por un número  $S(i)$  que, como ya dijimos, admite dos valores posibles: +1 y -1. A las neuronas también las llamaremos “nodos” de la red. Dos neuronas dadas, denominémoslas “i” y “j”, pueden interactuar mediante una conexión sináptica cuya intensidad (peso) está caracterizada por un número  $w(i,j)$ . Esta cantidad representa la intensidad con que la actividad de la neurona i influye en la actividad de la neurona j. La conexión sináptica entre estas dos neuronas puede ser excitadora o inhibidora. Estas dos posibles situaciones corresponden, respectivamente, a que la cantidad  $w(i,j)$  sea positiva o negativa. De este modo, la arquitectura de la red neuronal está descrita por el conjunto de todos los nodos (neuronas) y de todos los valores  $w(i,j)$  que caracterizan a todas las conexiones sinápticas entre pares de neuronas en la red. El estado físico de la red en un cierto instante de tiempo está dado por el conjunto de los valores  $S(i)$  que caracterizan los estados de cada una de las neuronas que constituyen el sistema. El estado de la red evoluciona en el tiempo de acuerdo con una ley dinámica que estipula cómo los estados de las neuronas en un instante dado determinan el estado de las neuronas en un instante posterior. Básicamente, cada neurona actualiza su estado de acuerdo con la suma (ponderada por los pesos sinápticos) de todos los estímulos (excitadores o inhibidores) que recibe de todas las neuronas con las que está vinculada a través de conexiones sinápticas. En los modelos neuronales de memoria se asume usualmente que la interacción entre un par de neuronas i y j es simétrica. Es decir que la intensidad con que la neurona i influye en la neurona j es la misma que la intensidad con que la neurona j influye en la neurona i. Esto corresponde a suponer que los números  $w(i,j)$  satisfacen la condición  $w(i,j) = w(j,i)$ . Esta propiedad de simetría no es biológicamente realista. Las interacciones de las neuronas en el cerebro no son, en general, simétricas. La razón por la que se asume simetría en los modelos de redes neuronales es que, bajo esta condición, la dinámica de la red posee una serie de propiedades matemáticas “elegantes” que permiten la aplicación de técnicas de la física estadística para el análisis matemático de su comportamiento. Es importante resaltar que, aun limitándose al caso de redes simétricas, su dinámica es extremadamente rica y compleja. Por ende, son sin duda una herramienta conceptual poderosa para el análisis teórico de diversos fenómenos.

Asumiendo la condición de simetría arriba mencionada, es posible definir una cantidad, que denominaremos H, asociada al estado global de la red neuronal, que presenta propiedades matemáticas análogas a la energía en sistemas estudiados en física estadística. Esta “energía” H es una función matemática de los pesos sinápticos  $w(i,j)$  y de los estados  $S(i)$  de todas las neuronas de la red. Se puede demostrar que la regla de evolución del estado de la red es tal que la función H siempre decrece. Si uno pudiese graficar la dependencia

de  $H$  con los estados  $S(i)$  de las neuronas, obtendría un paisaje energético (*energy landscape*) muy complejo, que presenta muchos mínimos locales. Este paisaje energético puede visualizarse o imaginarse como una superficie muy compleja con muchas montañas y valles. Si se deja evolucionar la red neuronal desde una condición inicial dada, evolucionará hasta alcanzar un cierto mínimo local del paisaje energético. Estos mínimos locales constituyen los estados estacionarios de la dinámica de la red. Esto es así en ausencia de ruido. Sin embargo, en una red neuronal real hay muchas perturbaciones (ruido) que le permiten a la red, con cierta probabilidad, escapar de un mínimo local y evolucionar hacia otro mínimo local. Este nuevo mínimo puede ser “mejor” que el anterior (en el sentido de corresponder a un valor aún menor que la cantidad  $H$ ; es decir, a un mínimo más profundo del paisaje energético). Las técnicas de la física estadística permiten estudiar este proceso mediante un método de cálculo numérico conocido como fraguado simulado (*simulated annealing*). Este método permite simular de forma eficiente el proceso dinámico mediante el cual la red evoluciona hacia un mínimo (razonablemente profundo) del paisaje energético. La implementación dinámica del proceso de *simulated annealing* también suele denominarse máquina de Boltzmann.

Los mínimos de la función  $H$  (mínimos del paisaje energético) constituyen los atractores de la evolución dinámica de la red y pueden interpretarse como las memorias almacenadas en la red neuronal. En otras palabras, si modelamos el cerebro como una red neuronal, nuestros recuerdos, o las cosas que hemos aprendido, están representados por estos mínimos del paisaje energético. Cuando un estímulo excita la red neuronal a un cierto estado global  $S$ , la red evolucionará hacia un nuevo estado  $S_m$  similar al estímulo original  $S$ , que es un mínimo del paisaje energético, y se estabilizará en él. Este mínimo corresponde a una memoria almacenada en la red que se asemeja al estímulo recibido. Este es el llamado mecanismo de memoria asociativa.

### LAS REDES NEURONALES Y EL INCONSCIENTE

En Wedemann, Donangelo, De Carvalho y Martins (2002), Wedemann, Donangelo y De Carvalho (2008), Wedemann, Donangelo y De Carvalho (2009) Wedemann y De Carvalho (2012) se propone un modelo esquemático de red neuronal que representa algunos aspectos básicos de los procesos mentales vinculados a la existencia de contenidos de memoria a los que no tiene acceso la actividad mental consciente.<sup>10 11 12 13</sup> Estos modelos neuronales describen la patología mental conocida como neurosis, que es modelada en términos de un proceso de memoria asociativa en el cerebro.

Freud observó que los pacientes neuróticos tienden sistemáticamente a repetir ciertos síntomas en forma de ideas y de impulsos. Según Freud, esta tendencia a la repetición de síntomas neuróticos está relacionada con memorias traumáticas reprimidas.<sup>14</sup> La experiencia clínica en psicoanálisis indica que los pacientes con síntomas neuróticos severos pueden mejorar su condición a través de procesos en los que los pacientes logran adquirir conocimiento acerca de las causas de los mencionados síntomas, accediendo de este modo a memorias no conscientes. Uno de los objetivos del psicoanálisis (entre otros) es precisamente el de construir conocimiento consciente del material inconsciente reprimido.

En Wedemann et al. (2002), Wedemann et al. (2008), Wedemann et al. (2009) Wedemann y Carvalho (2012) se propone que la neurosis se manifiesta como un proceso de memoria asociativa. Como ya mencionamos, en este tipo de procesos una red neuronal genera un estado  $S_m$  (un mínimo local del paisaje energético) después de ser estimulada con un patrón (un estado inicial  $S$ ) con una estructura suficientemente similar al estado  $S_m$ . En los modelos desarrollados en los trabajos que se mencionan arriba se considera que la red neuronal está dividida en dos subconjuntos débilmente conectados entre sí que representan, respectivamente, las partes conscientes e inconscientes de las memorias almacenadas en el sistema. Este esquema está asociado a la idea de que la represión de las memorias traumáticas corresponde a mecanismos que inhiben o debilitan la formación de ciertas conexiones sinápticas.<sup>15</sup> La subred asociada al componente consciente corresponde a partes de la red responsables de la memoria simbólica, que puede ser expresada mediante símbolos o palabras. En estos modelos, los pesos  $w(i,j)$  de las conexiones entre las neuronas se generan inicialmente mediante un algoritmo de auto-organización inspirado biológicamente. Las intensidades (pesos) iniciales de las conexiones neuronales entre las dos subredes anteriormente mencionadas se multiplican por un número menor que la unidad, a efectos de implementar la interacción inicial débil entre los subsistemas correspondientes a los componentes consciente e inconsciente. Una vez inicializada de este modo la arquitectura de la red, se determinan los contenidos de memoria guardados en ella. A estos efectos se le presentan a la red varios estados iniciales aleatorios y se la deja luego evolucionar de acuerdo con el proceso de *simulated annealing*. En distintas versiones del modelo se empleó la formulación estándar de la máquina de Boltzmann, basada en la termoestadística de Boltzmann-Gibbs, y una versión generalizada<sup>16</sup> basada en  $q$ -entropías no-aditivas.<sup>17 18 19</sup> La red evoluciona entonces hacia distintos mínimos locales del paisaje energético. Estos estados estables del sistema, correspondientes a los contenidos de memoria de una red neuronal formada por dos subredes débilmente conectadas, representan en estos

modelos los estados neuróticos. En Wedemann *et al.* (2002), Wedemann *et al.* (2008), Wedemann *et al.* (2009) Wedemann y De Carvalho (2012) se propone un mecanismo neuronal dinámico, correspondiente al proceso psicoanalítico de desarrollar conocimiento consciente de las memorias inconscientes reprimidas. En este proceso se estimula la red neuronal en su conjunto mediante el cambio del estado de uno de los nodos de la parte inconsciente de un patrón de memoria neurótico  $S_n$  almacenado en la red. Este nodo “i”, cuyo estado se cambia, es elegido al azar. Luego, mediante el protocolo de la máquina de Boltzmann, se deja evolucionar a la red a un nuevo estado estable  $S_e$  (un mínimo de la energía  $H$ ) de toda la red. Si el patrón de la parte consciente del estado  $S_e$  es diferente del correspondiente a las neuronas de la parte consciente del estado neurótico original  $S_n$ , esto se interpreta como una nueva asociación consciente y se refuerzan las conexiones entre el nodo “i” inicialmente modificado y los nodos que cambiaron en la parte consciente.

La modificación inicial del nodo “i” representa un estímulo por parte del analista en el tratamiento psicoanalítico. Esto da lugar a aprendizaje cuando la estructura de la parte consciente del patrón generado por la máquina de Boltzmann difiere de los estados neuróticos inicialmente almacenados en la red. El proceso de aprendizaje aquí analizado está basado en la llamada regla de Hebb, ampliamente utilizada en el modelado de aprendizaje en redes neuronales. En el presente contexto, este aprendizaje representa el desarrollo de conocimiento consciente acerca del material inconsciente reprimido. Este proceso se repite varias veces y estas “iteraciones” gradualmente dan lugar a una nueva arquitectura de la red neuronal.

Estos modelos de la neurosis y de su tratamiento psicoanalítico, si bien son biológicamente plausibles y muestran un acuerdo cualitativo con los resultados de la experiencia clínica en psicoanálisis, son de carácter esquemático. En su presente estado de desarrollo, no permiten realizar predicciones o ser contrastados directamente con datos experimentales. Su propósito es conceptual. Estos modelos ilustran que es en principio posible —o concebible— proponer un mecanismo dinámico neuronal que reproduzca cualitativamente algunos rasgos básicos de la neurosis y de la conexión entre los procesos mentales conscientes e inconscientes. Es decir, estos desarrollos deben considerarse como una “prueba de concepto” (proof of principle) de que la formulación de modelos funcionales dinámicos de los procesos mentales anteriormente mencionados es factible. Estos trabajos constituyen un punto de partida en una posible línea a seguir en el marco de un área de investigación que aún permanece largamente inexplorada. Estas propuestas están también vinculadas al campo de investigación, emergente —y, de momento, especulativo—, de los modelos matemáticos del origen de la conciencia. Una breve revisión de algunos de los enfoques que han sido tratados en la literatura científica con respecto a este tema puede encontrarse en Wedemann y De Carvalho (2012).

MEGAMODELOS MATEMÁTICOS DEL CEREBRO

Hemos discutido algunos modelos matemáticos idealizados que, sin ser realistas, constituyen un primer paso tentativo hacia el modelado teórico de algunos aspectos de la interacción entre la actividad mental consciente y la inconsciente. Es oportuno hacer aquí un comentario sobre las perspectivas de implementar modelos matemáticos realistas del cerebro humano. De hecho, ha habido propuestas de este tipo de proyectos. Podemos mencionar el megaproyecto HBP (Human Brain Project) inicialmente promovido y liderado por el experto en neurociencias Henry Markram.<sup>20</sup> En una charla TED en 2009, Markram comenzó a defender públicamente la idea de elaborar un supermodelo matemático del cerebro humano que incorporara toda la información disponible acerca de la estructura del cerebro. Este proyecto permitiría realizar una simulación, empleando supercomputadoras, de los 86 000 millones de neuronas del cerebro y de los cien millones de millones de sinapsis que conectan a las neuronas entre sí. Esta megasimulación computacional del cerebro humano podría dar lugar a dramáticos avances en neurociencia, medicina, robótica y tecnología computacional. Este modelo del cerebro contribuiría a la comprensión de enfermedades como el mal de Alzheimer y ayudaría a descubrir nuevas drogas para tratar este y otros desórdenes. También brindaría información útil para desarrollar computadoras más veloces y robots con capacidades cognitivas, incluso con inteligencia. Más aun, el modelo HBP quizá echaría nueva luz sobre uno de los problemas abiertos más profundos de la ciencia contemporánea: el origen de la conciencia. El proyecto HBP finalmente fue aprobado por la Unión Europea a principios de 2013, con un presupuesto de más de mil millones de euros para un período de diez años. Lamentablemente, a dos años de su inicio, el proyecto se descarriló y se encuentra en crisis debido a problemas de mala gestión.<sup>21</sup> Está ahora en proceso de reestructuración, concentrándose a partir de aquí en objetivos más modestos. En vez de apuntar a una supersimulación computacional para desentrañar los misterios del funcionamiento del cerebro y de la mente humanos, el proyecto se centrará en aspectos tecnológicos más concretos, vinculados al desarrollo de herramientas computacionales prácticas para la investigación en neurociencias. Estos acontecimientos son algo decepcionantes. Sin embargo, es probablemente solo cuestión de tiempo antes de que un nuevo proyecto que se proponga modelar el cerebro humano en su conjunto, como el concebido por el visionario Markram, sea llevado a cabo en algún lugar.

El proyecto HBP nos mueve a algunas consideraciones sobre el rol desempeñado por este tipo de supermodelos matemáticos. Los megamodelos matemáticos, con aspiraciones realistas, de fenómenos físicos, biológicos o sociales, presentan virtudes y también falencias. Las virtudes son claras: si el comportamiento del modelo se asemeja mucho al comportamiento del correspondiente sistema real, entonces, el modelo tiene un enorme valor práctico, ya que permite predecir el comportamiento del sistema real. En general, los modelos realistas no admiten solución analítica. Esto significa que las ecuaciones matemáticas que gobiernan la evolución del modelo no pueden resolverse en forma exacta mediante fórmulas matemáticas cerradas. En ese caso, para resolver las ecuaciones es preciso recurrir al cálculo numérico (usualmente masivo) mediante computadoras. Usualmente, es posible implementar la evolución del modelo en la computadora a una velocidad mucho mayor que la del sistema real en la naturaleza, lo cual permite realizar predicciones útiles. Un ejemplo concreto de esta situación es la predicción meteorológica. En el caso de un modelo global realista del cerebro humano, la velocidad de la correspondiente simulación por computadora será, probablemente, mucho menor que la velocidad a la que acontecen los procesos cerebrales reales. Sin embargo, tal simulación computacional sería de un inmenso valor práctico dado que permitiría la realización de experimentos (experimentos “in silico”) imposibles o extremadamente difíciles (o, aun siendo factibles, experimentos que en muchos casos serían inaceptables) de realizar sobre un cerebro humano vivo.

Más allá de su valor práctico, los megamodelos exitosos constituyen una evidencia fuerte de que los mecanismos básicos que se incluyeron en la formulación del modelo dan cuenta satisfactoriamente del comportamiento del sistema estudiado. Por ejemplo, en el caso de los modelos meteorológicos, el éxito en la predicción del tiempo indica que la física básica que se incluyó en el modelo (las leyes de la mecánica de fluidos, las leyes termodinámicas, etc.) da cuenta de los fenómenos meteorológicos. Es decir, los ingredientes básicos del modelo son correctos. En este sentido, un modelo realista exitoso sugiere que se tiene una comprensión satisfactoria de los mecanismos elementales subyacentes al fenómeno considerado. Por el contrario, si un megamodelo que aspira a ser una descripción realista de un fenómeno muestra un comportamiento que sistemáticamente difiere de lo observado en la naturaleza, ello indica que hay alguna deficiencia seria en la comprensión de los mecanismos básicos relevantes.

Las consideraciones hechas más arriba señalan que, en un sentido bastante evidente, el éxito de un modelo matemático realista indica que se comprenden bien los mecanismos básicos que dan cuenta del fenómeno investigado. Sin embargo, existe otro sentido, quizá menos obvio, en que el aporte a la comprensión de un fenómeno natural, dado por un megamodelo realista, presenta deficiencias. Es oportuno recordar aquí una frase usualmente atribuida a Steven Weinberg (premio Nobel de Física, 1979). Cuando le mostraron a Weinberg resultados obtenidos mediante un vasto modelo computacional que coincidían muy bien con los datos experimentales, Weinberg dijo: “Muy bien, la computadora entendió el problema. Ahora quisiera entenderlo yo”. Como ya dijimos, este tipo de modelos suele basarse en cálculos numéricos masivos hechos con computadoras. Los cálculos numéricos involucrados son tantos y tan intrincados que el comportamiento del modelo se vuelve casi tan difícil de entender como el comportamiento del sistema real. En efecto, esta es la base de una de las principales críticas esgrimidas en contra del proyecto HBP. Muchos expertos en neurociencias afirman que, aunque se consiguiese simular con éxito, en una supercomputadora, el comportamiento de cada una de las neuronas del cerebro, esto no contribuiría en nada a entender el origen y el funcionamiento de las capacidades cognitivas, de la memoria o de las emociones. Hay algo de válido en esta crítica. Sin embargo, un modelo de este tipo constituiría, sin duda, una valiosa herramienta para explorar el comportamiento del cerebro. Pero poner a punto esa herramienta sería solo el primer paso. Se necesitaría todavía desarrollar todo tipo de nuevas ideas, herramientas y técnicas teóricas (incluyendo modelos más sencillos) para conseguir entender e interpretar el comportamiento de la megasimulación.

La problemática que presentan los megamodelos computacionales tiene cierta similitud con el tema planteado por Borges en su cuento “Del rigor en la ciencia”. Escribe Borges:

En aquel imperio, el arte de la cartografía logró tal perfección que el mapa de una sola provincia ocupaba toda una ciudad, y el mapa del imperio, toda una provincia. Con el tiempo, estos mapas desmesurados no satisficieron y los colegios de cartógrafos levantaron un mapa del imperio, que tenía el tamaño del imperio y coincidía puntualmente con él.<sup>22</sup>

Borges escribió este texto en una época anterior al desarrollo de la moderna tecnología informática. Hoy, la información contenida en los “mapas desmesurados” puede almacenarse electrónicamente en formato digital, lo que permite acceder y procesar esa información en forma rápida y eficiente. Esto transforma el descomunal mapa en un compendio de datos muy útil. Pero “digerir” esos datos y entenderlos globalmente es otra cuestión. Los modelos matemáticos son como los mapas. Un modelo sencillo, pero bien planteado, como un mapa pequeño, permite esclarecer algunos aspectos esenciales del fenómeno estudiado. Un megamodelo (como los mapas desmesurados del cuento) contiene una enorme cantidad de información, sin

duda muy valiosa, pero de difícil interpretación. Otra metáfora útil, a efectos ilustrativos, es quizá la de una caricatura. Un buen caricaturista consigue, mediante unos cuantos trazos, representar lo esencial de un rostro. De forma similar, un buen modelo matemático idealizado logra capturar de forma económica aspectos esenciales de un fenómeno natural.

COMENTARIOS FINALES

Hemos comentado algunos aspectos de los modelos matemáticos de los procesos mentales. El trabajo de investigación en este tema es netamente multidisciplinario e involucra los aportes, entre otros, de biólogos, psicólogos, físicos, matemáticos y expertos en ciencias computacionales.

Existe todo un espectro de niveles de complejidad y de “realismo” en estos modelos. Las distintas clases de modelos cumplen roles diferentes y complementarios. Los megamodelos realistas, si son exitosos, son de gran utilidad práctica, pues permiten predecir el comportamiento de sistemas naturales complejos. El ejemplo paradigmático de este tipo de modelos lo constituyen los modelos de los fenómenos meteorológicos. Los megamodelos realistas, cuando dan resultados que concuerdan con lo que se observa en la naturaleza, son evidentemente de gran importancia en relación con los fundamentos de la ciencia, pues indican que la comprensión de los mecanismos fundamentales subyacentes al fenómeno estudiado es correcta. En el caso del cerebro humano y de los fenómenos mentales, aún no han sido desarrollados megamodelos realistas. Hubo un intento reciente en este sentido, el proyecto HBP, que lamentablemente no dio los frutos inicialmente esperados. Sin embargo, posiblemente es solo cuestión de tiempo antes de que se vuelva a hacer un nuevo intento en esa dirección.

Los megamodelos computacionales, aun en el caso de que sean exitosos, no son necesariamente suficientes para alcanzar una comprensión profunda de los fenómenos estudiados. Modelos más simples, idealizados, o esquemáticos, pueden capturar algunos aspectos esenciales de los procesos bajo consideración y contribuir a su esclarecimiento.<sup>23</sup>

Suele decirse que una de las dificultades a las que se enfrenta el estudio multidisciplinario de los sistemas complejos en biología y en ciencias sociales es la ausencia de un lenguaje común a las distintas ciencias que permita que los científicos provenientes de distintas disciplinas puedan comunicarse entre sí. En realidad, una componente esencial de ese lenguaje común ya existe desde hace más de dos mil años, y está dada por las matemáticas. Estas contribuyen, mediante la construcción de modelos apropiados, a la comprensión de los intrincados sistemas y procesos que se observan en la naturaleza (incluida la naturaleza humana).<sup>24</sup> Esta idea ya fue, en cierto modo, sugerida por Platón. En el dintel de la puerta de la Academia decía: “Que nadie entre aquí si no sabe geometría”. Hoy, las ecuaciones diferenciales, la teoría de probabilidades y la teoría de la información son algunos de los principales ingredientes de la *lingua franca* que permite a los científicos de áreas diversas comunicarse entre sí. Y, si no lo son, pronto lo serán.

NOTAS:

1. Kandel, E. R., Schwartz, J. H. y Jessell, T. M. (2000). *Principles of Neural Science*. Mac Graw-Hill.

2. Una magnífica y accesible introducción a la fisiología neuronal y a sus bases físico-químicas puede encontrarse en Uchitel, O. D. (2015). *Qué son las neuronas*. Buenos Aires: Paidós.

3. Quian Quiroga, R., Reddy, L., Kreiman, G., Koch, C. y Fried, I. (2005) “Invariant Visual Representation by Single Neurons in the Human Brain”, *Nature*, 435, 1102-1107.

4. Una discusión fascinante de estos experimentos y otros desarrollos en neurociencia, en particular vinculados a la memoria humana, puede encontrarse en Quian Quiroga, R. (2011). *Borges y la memoria: Un viaje por el cerebro humano de “Funes el memorioso” a la neurona de Jennifer Aniston*. Buenos Aires: Sudamericana.

5. Kandel, E. R. (2007). *In Search of Memory: The Emergence of a New Science of Mind*. W. W. Norton.

6. Kandel, E. R. (2006). “Biology and the Future of Psychoanalysis: A New Intellectual Framework for Psychiatry Revisited”, en E. R. Kandel, *Psychiatry, Psychoanalysis, and the new Biology of the Mind*. La traducción es nuestra.

7. Jacob, F. (1998). *Of Flies, Mice and Men*. Harvard University Press.

8. Crick, F. (1994). *The Astonishing Hypothesis: The Scientific Search for the Soul*. Nueva York: Charles Scribner’s Sons.

9. Hertz, J. A., Krogh, A. y Palmer, R. G. (1991). “Introduction to the Theory of Neural Computation”, Lecture Notes Vol. 1, Santa Fe Institute, Studies in the Science of Complexity.



10. Wedemann, R. S., Donangelo, R., De Carvalho, L. A. V. y Martins, I. H. (2002). “Memory Functioning in Psychopathology”, en P. M. A. Soot. (Ed.). *Lecture Notes in Computer Science*, 2329. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 236–245.

11. Wedemann, R. S., De Carvalho, L. A. V. y Donangelo, R. (2008). “Network Properties of a Model for Conscious and Unconscious Mental processes”, *Neurocomputing*, 71, 3367-3371.

12. Wedemann, R. S., Donangelo, R. y De Carvalho, L. A. V. (2009). “Generalized Memory Associativity in a Network Model for the Neuroses”, *Chaos*, 19(1):015116.

13. Wedemann, R. S. y De Carvalho, L. A. V. (2012). “Some Things Psychopathologies Can Tell Us About Consciousness”, en A. E. P. Villa *et al.* (Eds.) *Artificial Neural Networks and Machine Learning. ICANN 2012*, 379-386, Springer-Verlag.

14. Freud, S. (1966). “Introductory Lectures in Psycho-Analysis”. Nueva York y Londres, W. W. Norton and Company. Edición original en alemán de 1917.

15. Wedemann, R. S., Donangelo, R. y De Carvalho, L. A. V., *op. cit.* supra, nota 12.

16. *Ibid.*

17. Tsallis, C. y Stariolo, D. (1996). “Generalized Simulated Annealing”, *Physica A*, 233, 395-406.

18. Tsallis, C. (2009). *Introduction to Nonextensive Statistical Mechanics: Approaching a Complex World*. Nueva York: Springer.

19. Tsallis, C. y Plastino, A. R. (2012). “Complejidad y la entropía no-aditiva Sq”, *Revista Española de Física*, 26(3), 70-75.

20. Theil, S. (2015). “Why the Human Brain Project Went Wrong-and How to Fix It”, *Scientific American*, 313(4).

21. *Ibid.*

22. Borges, J. L. (1960). “Del rigor en la ciencia”, en J. L. Borges, *El hacedor*. Buenos Aires: Emecé.

23. Plastino, A. R. (2014). “De las leyes de Newton a la guerra de Troya”, *Núcleos*, 1, 34-39.

24. *Ibid.*

Roseli Suzi Wedemann es profesora e investigadora de la Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ). Doctora en Ingeniería de Sistemas y Computación por la Universidade Federal do Rio de Janeiro, su trabajo de investigación se centra en modelos computacionales en neurociencia. Ha sido investigadora visitante en el Imperial College London (Inglaterra), en la Universidad Nacional de La Plata y en la Universidad de Pretoria (Sudáfrica). Actualmente es coordinadora del Programa de Posgrado en Ciencias Computacionales del Instituto de Matemáticas y Estadística de la UERJ.

Ángel Ricardo Plastino es profesor de la UNNOBA e investigador del CONICET. Es doctor en Astronomía por la Universidad Nacional de la Plata. Ha desarrollado trabajos de investigación en astronomía dinámica, en física estadística y en física de la información y sus aplicaciones multidisciplinarias.